

识别图像中的序列的方法及装置、电子设备和存储介质

本申请要求在2019年9月5日提交中国专利局、申请号为201910838281.0、发明名称为“识别图像中的序列的方法及装置、电子设备和存储介质”的中国专利申请的优先权，
5 其全部内容通过引用结合在本申请中。

技术领域

本公开涉及计算机技术领域，尤其涉及一种识别图像中的序列的方法及装置、电子
10 设备和存储介质。

背景技术

图像中的序列识别是计算机视觉中的一个重要研究问题。序列识别算法在场景文字
识别、车牌识别等场景中有广泛应用。

15 发明内容

本公开提出了一种识别图像中的序列的技术方案。

根据本公开的一方面，提供了一种识别图像中的序列的方法，包括：对待处理图像
进行特征提取，得到所述待处理图像的第一特征图，所述待处理图像中包括由至少一个
物体沿着堆叠方向堆叠构成的序列；根据所述第一特征图确定所述待处理图像中各个
20 分块区域的区域特征，其中，所述各个分块区域是将所述待处理图像沿着所述堆叠方向划
分为k个区域所得到的，k为设定的沿着所述堆叠方向堆叠的物体的数量，其中，k为大于
1的整数；根据各个分块区域的区域特征，确定所述序列中的各个物体的类别。

在一种可能的实现方式中，根据各个分块区域的区域特征，确定所述序列中的各个
物体的类别，包括：根据第一分块区域的区域特征确定所述第一分块区域属于各个设定
25 的物体类别的概率；其中，第一分块区域为所述各个分块区域中的任意一个；将所述第
一分块区域的区域特征所属的物体类别的概率最大的物体类别确定为所述第一分块区域
的区域特征所属的物体类别。

在一种可能的实现方式中，根据第一分块区域的区域特征确定所述第一分块区域属
于各个设定的物体类别的概率的步骤由分类网络实现，所述分类网络包括第一卷积层和
30 softmax层，所述第一卷积层中的卷积核的数量等于设定物体类别的数量，卷积核尺寸为
 $1 \times N$ ，N为各个分块区域的区域特征的长度，N为大于1的整数；根据第一分块区域的区域
特征确定所述第一分块区域属于各个设定的物体类别的概率，包括：

分别利用所述第一卷积层中的各个卷积核对所述第一分块区域的区域特征进行卷积
处理，确定所述第一分块区域的特征中属于各个设定物体类别的类别特征；利用所述分
35 类网络中的softmax层对所述类别特征进行处理，确定所述第一分块区域的特征属于各个
设定物体类别的概率。

在一种可能的实现方式中，对待处理图像进行特征提取，得到所述待处理图像的第一特征图的步骤由特征提取网络实现；所述特征提取网络包括第二卷积层和池化层；对待处理图像进行特征提取，得到所述待处理图像的第一特征图，包括：

利用所述第二卷积层对所述待处理图像进行特征提取，获得第二特征图；利用所述池化层对所述第二特征图进行池化处理，获得所述第一特征图；其中，所述第一特征图的特征维度小于所述第二特征图的特征维度。

在一种可能的实现方式中，所述待处理图像中包括构成所述序列的物体沿着所述堆叠方向的一面的图像。

在一种可能的实现方式中，所述序列中的至少一个物体为具有一定厚度的片状物体。

在一种可能的实现方式中，所述堆叠方向为所述序列中的物体的厚度方向。

在一种可能的实现方式中，所述序列中的至少一个物体在沿着所述堆叠方向的一面具有设定的标识，所述标识包括颜色、纹理及图案中的至少一种。

在一种可能的实现方式中，所述待处理图像是将所述序列从采集到的图像中截取得到的，且所述的序列的一端与所述待处理图像的一个边缘对齐。

在一种可能的实现方式中，所述序列中的物体的厚度相同，所述待处理图像沿着所述堆叠方向的长度为所述序列中的物体的厚度的k倍。

在一种可能的实现方式中，所述序列中的物体的厚度不同，所述待处理图像沿着所述堆叠方向的长度为所述序列中的物体可能的类别的最大厚度的k倍。

在一种可能的实现方式中，所述方法还包括：在确定所述序列中的各个物体的类别之后，根据类别与所述类别所代表的价值之间的对应关系确定所述序列所代表的总价值。

根据本公开的一方面，提供了一种识别图像中的序列的装置，包括：特征提取模块，用于对待处理图像进行特征提取，得到所述待处理图像的第一特征图，所述待处理图像中包括由至少一个物体沿着堆叠方向堆叠构成的序列；区域特征确定模块，用于根据所述第一特征图确定所述待处理图像中各个分块区域的区域特征，其中，所述各个分块区域是将所述待处理图像沿着所述堆叠方向划分为k个区域所得到的，k为设定的沿着所述堆叠方向堆叠的物体的数量，其中，k为大于1的整数；类别确定模块，用于根据各个分块区域的区域特征，确定所述序列中的各个物体的类别。

在一种可能的实现方式中，所述类别确定模块包括：概率确定子模块，用于根据第一分块区域的区域特征确定所述第一分块区域属于各个设定的物体类别的概率；其中，第一分块区域为所述各个分块区域中的任意一个；类别确定子模块，用于将所述第一分块区域的区域特征所属的物体类别的概率最大的物体类别确定为所述第一分块区域的区域特征所属的物体类别。

在一种可能的实现方式中，所述概率确定子模块由分类网络实现，所述分类网络包括第一卷积层和softmax层，所述第一卷积层中的卷积核的数量等于设定物体类别的数量，卷积核尺寸为 $1 \times N$ ，N为各个分块区域的区域特征的长度，N为大于1的整数；所述概率确定子模块用于：

分别利用所述第一卷积层中的各个卷积核对所述第一分块区域的区域特征进行卷积处理，确定所述第一分块区域的特征中属于各个设定物体类别的类别特征；利用所述分类网络中的softmax层对所述类别特征进行处理，确定所述第一分块区域的特征属于各个设定物体类别的概率。

- 5 在一种可能的实现方式中，所述特征提取模块由特征提取网络实现；所述特征提取网络包括第二卷积层和池化层；所述特征提取模块用于：

利用所述第二卷积层对所述待处理图像进行特征提取，获得第二特征图；利用所述池化层对所述第二特征图进行池化处理，获得所述第一特征图；其中，所述第一特征图的特征维度小于所述第二特征图的特征维度。

- 10 在一种可能的实现方式中，所述待处理图像中包括构成所述序列的物体沿着所述堆叠方向的一面的图像。

在一种可能的实现方式中，所述序列中的至少一个物体为具有一定厚度的片状物体。

在一种可能的实现方式中，所述堆叠方向为所述序列中的物体的厚度方向。

- 15 在一种可能的实现方式中，所述序列中的至少一个物体在沿着所述堆叠方向的一面具有设定的标识，所述标识包括颜色、纹理及图案中的至少一种。

在一种可能的实现方式中，所述待处理图像是将所述序列从采集到的图像中截取得到的，且所述的序列的一端与所述待处理图像的一个边缘对齐。

在一种可能的实现方式中，所述序列中的物体的厚度相同，所述待处理图像沿着所述堆叠方向的长度为所述序列中的物体的厚度的k倍。

- 20 在一种可能的实现方式中，所述序列中的物体的厚度不同，所述待处理图像沿着所述堆叠方向的长度为所述序列中的物体可能的类别的最大厚度的k倍。

在一种可能的实现方式中，所述装置还包括：价值确定模块，用于在确定所述序列中的各个物体的类别之后，根据类别与所述类别所代表的价值之间的对应关系确定所述序列所代表的总价值。

- 25 根据本公开的一方面，提供了一种电子设备，包括：处理器；用于存储处理器可执行指令的存储器；其中，所述处理器被配置为调用所述存储器存储的指令，以执行上述方法。

根据本公开的一方面，提供了一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序指令，所述计算机程序指令被处理器执行时实现上述方法。

- 30 根据本公开的一方面，提供了一种计算机程序，所述计算机程序包括计算机可读代码，当所述计算机可读代码在电子设备中运行时，所述电子设备中的处理器执行上述方法。

- 在本公开实施例中，能够提取物体序列的图像的特征图，将待处理图像划分为多个分块区域并确定各个分块区域的区域特征，根据各区域特征分别确定序列中的各个物体的类别，从而实现堆叠序列中物体的识别，通过分块识别降低识别难度，提高识别的效果。
- 35

应当理解的是，以上的一般描述和后文的细节描述仅是示例性和解释性的，而非限制本公开。根据下面参考附图对示例性实施例的详细说明，本公开的其它特征及方面将变得清楚。

5 附图说明

此处的附图被并入说明书中并构成本说明书的一部分，这些附图示出了符合本公开的实施例，并与说明书一起用于说明本公开的技术方案。

图1示出根据本公开实施例的识别图像中的序列的方法的流程图。

图2a和图2b示出根据本公开实施例的识别图像中的序列的方法的待处理图像的示意图。

图3示出根据本公开实施例的识别图像中的序列的方法的处理过程的示意图。

图4示出根据本公开实施例的识别图像中的序列的装置的框图。

图5示出根据本公开实施例的一种电子设备的框图。

图6示出根据本公开实施例的一种电子设备的框图。

15

具体实施方式

以下将参考附图详细说明本公开的各种示例性实施例、特征和方面。附图中相同的附图标记表示功能相同或相似的元件。尽管在附图中示出了实施例的各种方面，但是除非特别指出，不必按比例绘制附图。

20 在这里专用的词“示例性”意为“用作例子、实施例或说明性”。这里作为“示例性”所说明的任何实施例不必解释为优于或好于其它实施例。

本文中术语“和/或”，仅仅是一种描述关联对象的关联关系，表示可以存在三种关系，例如，A和/或B，可以表示：单独存在A，同时存在A和B，单独存在B这三种情况。另外，本文中术语“至少一种”表示多种中的任意一种或多种中的至少两种的任意组合，
25 例如，包括A、B、C中的至少一种，可以表示包括从A、B和C构成的集合中选择的任意一个或多个元素。

另外，为了更好地说明本公开，在下文的具体实施方式中给出了众多的具体细节。本领域技术人员应当理解，没有某些具体细节，本公开同样可以实施。在一些实例中，对于本领域技术人员熟知的方法、手段、元件和电路未作详细描述，以便于凸显本公开
30 的主旨。

图1示出根据本公开实施例的识别图像中的序列的方法的流程图，如图1所示，所述方法包括：

在步骤S11中，对待处理图像进行特征提取，得到所述待处理图像的第一特征图，所述待处理图像中包括由至少一个物体沿着堆叠方向堆叠构成的序列；

35 在步骤S12中，根据所述第一特征图确定所述待处理图像中各个分块区域的区域特征，其中，所述各个分块区域是将所述待处理图像沿着所述堆叠方向划分为k个区域所得

到的，k为设定的沿着所述堆叠方向堆叠的物体的数量，其中，k为大于1的整数；

在步骤S13中，根据各个分块区域的区域特征，确定所述序列中的各个物体的类别。

在一种可能的实现方式中，所述识别图像中的序列的方法可以由终端设备或服务器等电子设备执行，终端设备可以为用户设备（User Equipment，UE）、移动设备、用户终端、终端、蜂窝电话、无绳电话、个人数字处理（Personal Digital Assistant，PDA）、手持设备、计算设备、车载设备、可穿戴设备等，所述方法可以通过处理器调用存储器中存储的计算机可读指令的方式来实现。或者，可通过服务器执行所述方法。

在一种可能的实现方式中，待处理图像可以为图像采集设备采集的图像或其他方式获取的图像，待处理图像中包括由至少一个物体沿着堆叠方向堆叠构成的序列。其中，该序列中的至少一个物体为具有一定厚度的片状物体，例如筹码、硬币、图书、轮胎等。本公开对待处理图像中堆叠物体的类型及待处理图像的具体获取方式以及待处理图像的序列中物体的具体类型不作限制。

在一种可能的实现方式中，所述待处理图像是将所述序列从采集到的图像中截取得到的，且所述的序列的一端与所述待处理图像的一个边缘对齐。举例来说，图像采集设备采集的图像可以为应用场景的图像采集区域的区域图像，可从该区域图像中截取到物体序列的图像作为待处理图像。本公开对待处理图像的具体截取方式不作限制。

在一种可能的实现方式中，待处理图像的序列中物体的堆叠方向为序列中的物体的厚度方向。其中，序列中各个物体的厚度可以相同，也可以不同，本公开对此不作限制。

在一种可能的实现方式中，待处理图像中可包括构成所述序列的物体沿着所述堆叠方向的一面的图像。如果堆叠方向为厚度方向，则待处理图像中包括构成所述序列的厚度方向的图像。

图2a和图2b示出根据本公开实施例的识别图像中的序列的方法的待处理图像的示意图。图2a为堆叠整齐的序列，图2b为堆叠不整齐的序列。如图2a和图2b所示，待处理图像为厚度方向的图像，也就是构成序列的物体的侧面的图像，序列中的物体沿着物体的厚度方向整齐或不整齐地堆叠。由于划分分块区域时是沿着堆叠方向进行划分的，因此，对于堆叠整齐的序列或者堆叠不整齐的序列，如参差不齐的序列，是不会影响分块区域的划分方式的，因此也不会对序列的识别产生影响。

在一种可能的实现方式中，所述序列中的至少一个物体在沿着所述堆叠方向的一面具有设定的标识，所述标识包括颜色、纹理及图案中的至少一种。

如图2a和图2b所示，堆叠方向为序列中各个物体的厚度方向，在各个物体的侧面具有设定的标识，以便能够根据标识确定各个物体类别。例如，序列中的物体为筹码或硬币时，物体的类别可表示该物体所代表的价值或者是虚拟价值。

在一种可能的实现方式中，该标识可包括颜色、纹理及图案中的至少一种。例如可采用黄色表示类别为A的物体，绿色表示类别为B的物体；还可以采用较窄的纹理表示类别为A的物体，用较宽的纹理表示类别为B的物体。也可以颜色、纹理及图案中至少两种的组合来表示不同类别的物体。

本领域技术人员可根据实际情况设定各个类别的物体的标识，本公开对物体的类别数量以及各个类别的物体的标识的设定样式均不作限制。

在一些应用场景（例如游戏场景）中，需要对待处理图像的序列中的物体进行识别和分类，例如识别物体的实际数量并识别各个物体的类别（例如物体所代表的价值或虚拟价值）。

在一种可能的实现方式中，可预先设定沿着所述堆叠方向堆叠的物体的数量 k ， k 为大于1的整数，例如 $k=40$ 。待处理图像的序列中的物体的数量小于或等于该数量 k 。如果待处理图像的序列中的物体的数量大于 k ，则可将该待处理图像划分为多个图像进行处理。应当理解，本领域技术人员可根据实际情况设定该数量 k ，本公开对此不作限制。

在一种可能的实现方式中，所述序列中的物体的厚度相同，所述待处理图像沿着所述堆叠方向的长度为所述序列中的物体的厚度的 k 倍。也就是说，如果序列中各个类别的物体的厚度相同，则待处理图像沿着堆叠方向的长度可以为物体厚度的 k 倍，或大于物体厚度的 k 倍。这样，可便于对序列中的物体进行划分。

在一种可能的实现方式中，所述序列中的物体的厚度不同，所述待处理图像沿着所述堆叠方向的长度为所述序列中的物体可能的类别的最大厚度的 k 倍。也就是说，如果序列中各个类别的物体的厚度不同，则待处理图像沿着堆叠方向的长度可以为所述序列中的物体可能的类别的最大厚度的 k 倍，或大于所述序列中的物体可能的类别的最大厚度的 k 倍。这样，可便于对序列中的物体进行划分。

在一种可能的实现方式中，可在步骤S11中通过特征提取网络对待处理图像进行特征提取，得到所述待处理图像的第一特征图。其中，该特征提取网络可例如为卷积神经网络，包括卷积层、池化层等。本公开对特征提取网络的具体类型不作限制。

在一种可能的实现方式中，可在步骤S12中根据第一特征图将待处理图像沿着所述堆叠方向划分为 k 个分块区域，并确定各个分块区域的区域特征。各个区域特征的形状与待处理图像的序列中各个物体的厚度相关。

在一种可能的实现方式中，可在步骤S13中通过分类网络对各个分块区域的区域特征进行分类处理，确定各个分块区域对应的物体的属于各个设定类别概率，进而确定各个物体的类别。该分类网络可例如为卷积神经网络，包括卷积层、softmax层等。本公开对分类网络的具体类型不作限制。

根据本公开的实施例，能够提取物体序列的图像的特征图，将待处理图像划分为多个分块区域并确定各个分块区域的区域特征，根据各区域特征确定序列中的各个物体的类别，从而实现堆叠序列中物体的识别，提高识别的效果。

在一种可能的实现方式中，步骤S11可由特征提取网络实现；所述特征提取网络包括第二卷积层和池化层；步骤S11包括：

利用所述第二卷积层对所述待处理图像进行特征提取，获得第二特征图；利用所述池化层对所述第二特征图进行池化处理，获得所述第一特征图；其中，所述第一特征图

的特征维度小于所述第二特征图的特征维度。

举例来说，第二卷积层可包括一个或多个卷积层；池化层可例如为平均值池化层，也可以为其他类型的池化层。待处理图像被输入特征提取网络后，可利用第二卷积层对待处理图像进行卷积，得到第二特征图；再利用池化层对第二特征图进行池化处理，获得第一特征图。其中，第一特征图的特征维度小于所述第二特征图的特征维度。例如第二特征图的特征维度为 8192×1 ，第一特征图的特征维度为 4096×1 。这样，在后续分类网络不需要太多特征进行分类处理时，可以提高分类网络的处理速度。

本公开对特征提取网络的卷积层数量、池化层的类型及参数设置均不作限制。

在一种可能的实现方式中，在得到第一特征图后，可在步骤S12中将待处理图像沿着物体的堆叠方向划分为k个分块区域，并将第一特征图中与各个分块区域对应的特征确定为各个分块区域的区域特征。其中，可根据各个分块区域，对第一特征图进行整形(reshape)，使得第一特征图成为由各个分块区域的区域特征堆叠构成的特征序列。

例如，第一特征图的特征维度为 4096×1 ，待处理图像的分块区域的数量为 $k=16$ ，则各个分块区域的区域特征的特征维度为 256×1 ，可将第一特征图整形为 16×256 的特征序列，也即，该特征序列的形状为分块区域的数量（例如为16） $\times$ 每个分块区域的区域特征的特征长度N（例如为256）。这样，可提高后续对各个分块区域进行分类处理时的便利性。

在一种可能的实现方式中，步骤S13可包括：

根据第一分块区域的区域特征确定所述第一分块区域属于各个设定的物体类别的概率；其中，第一分块区域为所述各个分块区域中的任意一个；

将所述第一分块区域的区域特征所属的物体类别的概率最大的物体类别确定为所述第一分块区域的区域特征所属的物体类别。

举例来说，在确定待处理图像中各个分块区域的区域特征的情况下，可对各个分块区域的区域特征进行分类。例如，序列中的物体最多有P个物体类别，P为大于1的整数。例如，在游戏场景中，待处理图像的序列中物体的类别即为物体所代表的价值（或虚拟价值），可例如设定有5个类别，表示5、10、20、50、100的5种价值的物体。本公开对物体类别的数量不作限制。

在一种可能的实现方式中，对于各个分块区域中的任意一个分块区域（可例如称为第一分块区域），可根据第一分块区域的区域特征对第一分块区域中的物体进行预测，确定第一分块区域中的物体属于各个设定的物体类别的概率；可将第一分块区域的区域特征所属的物体类别的概率最大的物体类别确定为第一分块区域的区域特征所属的物体类别。例如，第一分块区域属于设定的5个类别的概率分别为0.2、0.8、0.1、0.07、0.3，则可将概率为0.8的物体类别确定为该第一分块区域中的物体所属的物体类别。

通过这种方式，可对各个分块区域中的物体分别进行类别预测，得到各个分块区域中的物体所属的物体类别，从而确定出待处理图像的序列中的各个物体的类别，实现图

像中的序列的识别。

在一种可能的实现方式中，根据第一分块区域的区域特征确定所述第一分块区域属于各个设定的物体类别的概率的步骤由分类网络实现，所述分类网络包括第一卷积层和softmax层，所述第一卷积层中的卷积核的数量等于设定物体类别的数量，卷积核尺寸为 $1 \times N$ ， N 为各个分块区域的区域特征的长度， N 为大于1的整数；

根据第一分块区域的区域特征确定所述第一分块区域属于各个设定的物体类别的概率，包括：

分别利用所述第一卷积层中的各个卷积核对所述第一分块区域的区域特征进行卷积处理，确定所述第一分块区域的特征中属于各个设定物体类别的类别特征；利用所述分类网络中的softmax层对所述类别特征进行处理，确定所述第一分块区域的特征属于各个设定物体类别的概率。

举例来说，可采用分类网络对各个分块区域的区域特征进行分类。该分类网络可包括第一卷积层和softmax层。第一卷积层中的卷积核的数量等于设定物体类别的数量（ P 个），每个卷积核的尺寸为 $1 \times N$ ， N 为各个分块区域的区域特征的长度， N 为大于1的整数。例如，设定物体类别的数量 P 为5时，第一卷积层包括与各个物体类别对应的5个卷积核；在每个区域特征的特征长度 N 为256时，每个卷积核的尺寸为 1×256 。

在一种可能的实现方式中，可利用所述第一卷积层中的各个卷积核分别对所述第一分块区域的区域特征进行卷积处理，确定所述第一分块区域的特征中属于各个设定物体类别的类别特征。该类别特征可例如为特征值或特征向量等，本公开对类别特征的具体形式不作限制。

在一种可能的实现方式中，可利用分类网络中的softmax层对类别特征进行处理，确定第一分块区域的特征属于各个设定物体类别的概率。

其中，分类网络的第一卷积层和softmax层的数量可与待处理图像的分块区域的数量 k 相对应，从而可将各个分块区域的区域特征输入分类网络的各个第一卷积层中，经由各个第一卷积层和各个softmax层处理，得到各个分块区域所属的物体类别，从而确定出待处理图像的序列中的各个物体的类别，实现图像中的序列的识别。

图3示出根据本公开实施例的识别图像中的序列的方法的处理过程的示意图。如图3所示，可将待处理图像输入特征提取网络21中进行特征提取，得到待处理图像的第一特征图22（例如为 4096×1 的特征图）。根据第一特征图22，可将待处理图像沿着物体的堆叠方向划分为 k 个分块区域，并将第一特征图中与各个分块区域对应的特征确定为各个分块区域的区域特征。

该示例中，可对第一特征图22进行整形（reshape）处理，使得第一特征图成为由各个分块区域的区域特征堆叠构成的特征序列23。特征序列23的高度对应于待处理图像的分块区域的数量（对于序列中的 k 个物体，例如 $k=16$ ），特征序列23的长度对应于每个分块区域的区域特征的特征长度（例如特征长度 $N=256$ ），宽度对应于每个分块区域的区域特征的特征宽度。例如，特征序列23中包括最下方的分块区域的区域特征231，高度为1，

长度为 $N=256$ 。

该示例中，得到特征序列23后，可将特征序列23输入分类网络24的第一卷积层中处理。分类网络24的第一卷积层的卷积核的数量等于设定物体类别的数量（例如 $P=5$ ），第一卷积层的数量可等于待处理图像的分块区域的数量（例如 $k=16$ ）。可将特征序列23中的
5 每个分块区域的区域特征分别输入对应的第一卷积层各个卷积核中，得到每个分块区域的区域特征的 P 个类别特征；再将每个分块区域的 P 个类别特征分别输入softmax层中处理，可得到每个分块区域属于各个设定物体类别的概率。

该示例中，可将每个分块区域所属的物体类别的概率最大的物体类别确定为该分块区域的区域特征所属的物体类别，得到图像中的序列的识别结果25。该识别结果25包括
10 待处理图像的序列中的各个物体的类别，例如251表示序列中的最上层物体的物体类别。

在一种可能的实现方式中，根据本公开实施例的识别图像中的序列的方法还可包括：在确定所述序列中的各个物体的类别之后，根据类别与所述类别所代表的价值之间的对应关系确定所述序列所代表的总价值。

15 举例来说，在一些场景（例如游戏场景）中，待处理图像的序列中物体的类别即为物体所代表的价值，可例如设定有5个类别，表示5、10、20、50、100的5种价值（或虚拟价值）的物体。在确定序列中的各个物体的类别之后，可根据序列中各个物体的类别与类别所代表的价值之间的对应关系，确定该序列所代表的总价值。例如，序列中包括8个物体，各个物体的类别所代表的价值分别为20、20、50、5、10、5、100、50，则可通
20 过计算确定该序列所代表的总的价值为260。

通过这种方式，可实现序列所代表的总的价值的自动识别。

在一种可能的实现方式中，在应用特征提取网络和分类网络之前，可对特征提取网络和分类网络进行训练。其中，所述识别图像中的序列的方法还包括：

25 根据预设的训练集，训练所述特征提取网络和所述分类网络，所述训练集中包括多个样本图像。

举例来说，可根据预设的训练集联合训练特征提取网络和分类网络。训练集中包括多个样本图像。每个样本图像具有标注信息，例如标注序列中物体的数量、厚度、类别等。

30 在一种可能的实现方式中，训练集中还可包括样本图像的增广图像。其中，所述方法还包括：对样本图像进行图像增广处理，得到所述样本图像的增广图像，其中，所述图像增广处理包括图像网络策略（ImageNetPolicy）、随机裁剪图像边缘、随机纵向裁剪图像及随机遮挡中的至少一种。其中，图像网络策略可包括对样本图像进行畸变、变色、亮度调整、清晰度调整等处理中的至少一种。

35 也就是说，可以通过图像增广处理来扩展样本图像的数量，以便提高训练效果。增广图像可以采用对应的样本图像的标注信息。可通过图像网络策略、随机裁剪图像边缘、

随机纵向裁剪图像及随机遮挡等方式进行图像增广，本公开对图像增广的具体方式不作限制。

通过这种方式，可以使得训练后的特征提取网络和分类网络能够实现真实场景中的模糊、遮挡、摆放不整齐等情况下的堆叠物体识别，显著提高识别准确率。

5 在一种可能的实现方式中，根据预设的训练集训练所述特征提取网络和所述分类网络的步骤可包括：

 将样本图像输入特征提取网络进行特征提取，得到所述样本图像的特征图；根据所述样本图像的特征图确定所述待处理图像中各个分块区域的区域特征；根据各个分块区域的区域特征，确定所述样本图像的序列中的各个物体的类别；根据所述样本图像的序列中的各个物体的类别及所述样本图像的标注信息，确定所述特征提取网络和所述分类网络的网络损失；根据所述网络损失，训练所述特征提取网络和所述分类网络。

10

 举例来说，可将样本图像输入特征提取网络中，输出样本图像的特征图；将待处理图像沿着物体的堆叠方向划分为k个分块区域，并将第一特征图中与各个分块区域对应的特征确定为各个分块区域的区域特征。其中，可根据各个分块区域，对第一特征图进行整形（reshape），使得特征图成为由各个分块区域的区域特征堆叠构成的特征序列。

15

 在一种可能的实现方式中，可将特征序列输入分类网络，输出各个分块区域属于各个设定的物体类别的概率，并将每个分块区域的区域特征所属的物体类别的概率最大的物体类别确定为该分块区域的区域特征所属的物体类别，也即，样本图像中的序列的识别结果。

20 在一种可能的实现方式中，样本图像中的序列的识别结果及样本图像的标注信息，可确定特征提取网络和分类网络的网络损失。

 在一种可能的实现方式中，网络损失包括交叉熵损失函数、中心损失函数以及均方误差中至少一种。其中，交叉熵损失函数和中心损失函数可用于表示样本图像中的序列的识别结果与标注信息中的标注结果之间的差异，从而监督样本图像中的序列的识别结果。均方误差可用于表示样本图像的序列中各个物体的预测厚度（也即各个分块区域的高度）与各个物体的真实厚度之间的差异，从而监督样本图像中分块区域的划分。因此，训练完成的神经网络可以根据提取到的特征划分分块区域，较为准确地将序列中的不同物体划分到不同分块区域中。

25

 在一种可能的实现方式中，可根据网络损失训练特征提取网络和分类网络。也即，将所有损失函数的值一起反向传播计算参数梯度，并更新特征提取网络和分类网络的参数。经过多次调整，在达到预设的训练条件（例如网络损失收敛或达到预设的调整次数）时，可将最后一次调整后的特征提取网络和分类网络作为训练后的特征提取网络和分类网络。本公开对具体的训练条件及训练方式不作限制。

30

 通过这种方式，可完成网络训练过程，得到能够实际应用的特征提取网络和分类网络。

35

 根据本公开实施例的识别图像中的序列方法，能够实现图像的序列中的各个物体的

准确识别，能够实现真实场景中的模糊、遮挡、摆放不整齐等情况下的堆叠物体识别；所采用的全卷积神经网络模型的模型大小和模型速度都表现优异，方便部署到实际场景中。

根据本公开实施例的识别图像中的序列方法具有通用性，能够适应于堆叠物体序列识别的各种场景。例如，在游戏场景下，可通过该方法对从采集图像中截取的游戏筹码或游戏币序列的图像进行识别，从而实现智能输赢赔付、智能筹码金额验证等功能，使得游戏场景更加规范、安全、可信任。

可以理解，本公开提及的上述各个方法实施例，在不违背原理逻辑的情况下，均可以彼此相互结合形成结合后的实施例，限于篇幅，本公开不再赘述。本领域技术人员可以理解，在具体实施方式的上述方法中，各步骤的具体执行顺序应当以其功能和可能的内在逻辑确定。

此外，本公开还提供了识别图像中的序列的装置、电子设备、计算机可读存储介质、程序，上述均可用来实现本公开提供的任一种识别图像中的序列的方法，相应技术方案和描述和参见方法部分的相应记载，不再赘述。

图4示出根据本公开实施例的识别图像中的序列的装置的框图，如图4所示，所述装置包括：

特征提取模块41，用于对待处理图像进行特征提取，得到所述待处理图像的第一特征图，所述待处理图像中包括由至少一个物体沿着堆叠方向堆叠构成的序列；

区域特征确定模块42，用于根据所述第一特征图确定所述待处理图像中各个分块区域的区域特征，其中，所述各个分块区域是将所述待处理图像沿着所述堆叠方向划分为k个区域所得到的，k为设定的沿着所述堆叠方向堆叠的物体的数量，其中，k为大于1的整数；

类别确定模块43，用于根据各个分块区域的区域特征，确定所述序列中的各个物体的类别。

在一种可能的实现方式中，所述类别确定模块包括：概率确定子模块，用于根据第一分块区域的区域特征确定所述第一分块区域属于各个设定的物体类别的概率；其中，第一分块区域为所述各个分块区域中的任意一个；类别确定子模块，用于将所述第一分块区域的区域特征所属的物体类别的概率最大的物体类别确定为所述第一分块区域的区域特征所属的物体类别。

在一种可能的实现方式中，所述概率确定子模块由分类网络实现，所述分类网络包括第一卷积层和softmax层，所述第一卷积层中的卷积核的数量等于设定物体类别的数量，卷积核尺寸为 $1 \times N$ ，N为各个分块区域的区域特征的长度，N为大于1的整数；所述概率确定子模块用于：

分别利用所述第一卷积层中的各个卷积核对所述第一分块区域的区域特征进行卷积处理，确定所述第一分块区域的特征中属于各个设定物体类别的类别特征；利用所述分类网络中的softmax层对所述类别特征进行处理，确定所述第一分块区域的特征属于各个

设定物体类别的概率。

在一种可能的实现方式中，所述特征提取模块由特征提取网络实现；所述特征提取网络包括第二卷积层和池化层；所述特征提取模块用于：

5 利用所述第二卷积层对所述待处理图像进行特征提取，获得第二特征图；利用所述池化层对所述第二特征图进行池化处理，获得所述第一特征图；其中，所述第一特征图的特征维度小于所述第二特征图的特征维度。

在一种可能的实现方式中，所述待处理图像中包括构成所述序列的物体沿着所述堆叠方向的一面的图像。

10 在一种可能的实现方式中，所述序列中的至少一个物体为具有一定厚度的片状物体。在一种可能的实现方式中，所述堆叠方向为所述序列中的物体的厚度方向。

在一种可能的实现方式中，所述序列中的至少一个物体在沿着所述堆叠方向的一面具有设定的标识，所述标识包括颜色、纹理及图案中的至少一种。

在一种可能的实现方式中，所述待处理图像是将所述序列从采集到的图像中截取得到的，且所述的序列的一端与所述待处理图像的一个边缘对齐。

15 在一种可能的实现方式中，所述序列中的物体的厚度相同，所述待处理图像沿着所述堆叠方向的长度为所述序列中的物体的厚度的k倍。

在一种可能的实现方式中，所述序列中的物体的厚度不同，所述待处理图像沿着所述堆叠方向的长度为所述序列中的物体可能的类别的最大厚度的k倍。

20 在一种可能的实现方式中，所述装置还包括：价值确定模块，用于在确定所述序列中的各个物体的类别之后，根据类别与所述类别所代表的价值之间的对应关系确定所述序列所代表的总价值。

在一些实施例中，本公开实施例提供的装置具有的功能或包含的模块可以用于执行上文方法实施例描述的方法，其具体实现可以参照上文方法实施例的描述，为了简洁，这里不再赘述。

25 本公开实施例还提出一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序指令，所述计算机程序指令被处理器执行时实现上述方法。计算机可读存储介质可以是非易失性计算机可读存储介质或易失性计算机可读存储介质。

本公开实施例还提出一种电子设备，包括：处理器；用于存储处理器可执行指令的存储器；其中，所述处理器被配置为调用所述存储器存储的指令，以执行上述方法。

30 本公开实施例还提出一种计算机程序，所述计算机程序包括计算机可读代码，当所述计算机可读代码在电子设备中运行时，所述电子设备中的处理器执行上述方法。

电子设备可以被提供为终端、服务器或其它形态的设备。

35 图5示出根据本公开实施例的一种电子设备800的框图。例如，电子设备800可以是移动电话，计算机，数字广播终端，消息收发设备，游戏控制台，平板设备，医疗设备，健身设备，个人数字助理等终端。

参照图5，电子设备800可以包括以下一个或多个组件：处理组件802，存储器804，

电源组件806，多媒体组件808，音频组件810，输入/输出（I/O）的接口812，传感器组件814，以及通信组件816。

处理组件802通常控制电子设备800的整体操作，诸如与显示，电话呼叫，数据通信，相机操作和记录操作相关联的操作。处理组件802可以包括一个或多个处理器820来执行指令，以完成上述的方法的全部或部分步骤。此外，处理组件802可以包括一个或多个模块，便于处理组件802和其他组件之间的交互。例如，处理组件802可以包括多媒体模块，以方便多媒体组件808和处理组件802之间的交互。

存储器804被配置为存储各种类型的数据以支持在电子设备800的操作。这些数据的示例包括用于在电子设备800上操作的任何应用程序或方法的指令，联系人数据，电话簿数据，消息，图片，视频等。存储器804可以由任何类型的易失性或非易失性存储设备或者它们的组合实现，如静态随机存取存储器（SRAM），电可擦除可编程只读存储器（EEPROM），可擦除可编程只读存储器（EPROM），可编程只读存储器（PROM），只读存储器（ROM），磁存储器，快闪存储器，磁盘或光盘。

电源组件806为电子设备800的各种组件提供电力。电源组件806可以包括电源管理系统，一个或多个电源，及其他与为电子设备800生成、管理和分配电力相关联的组件。

多媒体组件808包括在所述电子设备800和用户之间的提供一个输出接口的屏幕。在一些实施例中，屏幕可以包括液晶显示器（LCD）和触摸面板（TP）。如果屏幕包括触摸面板，屏幕可以被实现为触摸屏，以接收来自用户的输入信号。触摸面板包括一个或多个触摸传感器以感测触摸、滑动和触摸面板上的手势。所述触摸传感器可以不仅感测触摸或滑动动作的边界，而且还检测与所述触摸或滑动操作相关的持续时间和压力。在一些实施例中，多媒体组件808包括一个前置摄像头和/或后置摄像头。当电子设备800处于操作模式，如拍摄模式或视频模式时，前置摄像头和/或后置摄像头可以接收外部的多媒体数据。每个前置摄像头和后置摄像头可以是一个固定的光学透镜系统或具有焦距和光学变焦能力。

音频组件810被配置为输出和/或输入音频信号。例如，音频组件810包括一个麦克风（MIC），当电子设备800处于操作模式，如呼叫模式、记录模式和语音识别模式时，麦克风被配置为接收外部音频信号。所接收的音频信号可以被进一步存储在存储器804或经由通信组件816发送。在一些实施例中，音频组件810还包括一个扬声器，用于输出音频信号。

I/O接口812为处理组件802和外围接口模块之间提供接口，上述外围接口模块可以是键盘，点击轮，按钮等。这些按钮可包括但不限于：主页按钮、音量按钮、启动按钮和锁定按钮。

传感器组件814包括一个或多个传感器，用于为电子设备800提供各个方面的状态评估。例如，传感器组件814可以检测到电子设备800的打开/关闭状态，组件的相对定位，例如所述组件为电子设备800的显示器和小键盘，传感器组件814还可以检测电子设备800或电子设备800一个组件的位置改变，用户与电子设备800接触的存在或不存在，电子设

备800方位或加速/减速和电子设备800的温度变化。传感器组件814可以包括接近传感器，被配置用来在没有任何的物理接触时检测附近物体的存在。传感器组件814还可以包括光传感器，如CMOS或CCD图像传感器，用于在成像应用中使用。在一些实施例中，该传感器组件814还可以包括加速度传感器，陀螺仪传感器，磁传感器，压力传感器或温度传感器。

通信组件816被配置为便于电子设备800和其他设备之间有线或无线方式的通信。电子设备800可以接入基于通信标准的无线网络，如WiFi，2G或3G，或它们的组合。在一个示例性实施例中，通信组件816经由广播信道接收来自外部广播管理系统的广播信号或广播相关信息。在一个示例性实施例中，所述通信组件816还包括近场通信（NFC）模块，以促进短程通信。例如，在NFC模块可基于射频识别（RFID）技术，红外数据协会（IrDA）技术，超宽带（UWB）技术，蓝牙（BT）技术和其他技术来实现。

在示例性实施例中，电子设备800可以被一个或多个应用专用集成电路（ASIC）、数字信号处理器（DSP）、数字信号处理设备（DSPD）、可编程逻辑器件（PLD）、现场可编程门阵列（FPGA）、控制器、微控制器、微处理器或其他电子元件实现，用于执行上述方法。

在示例性实施例中，还提供了一种非易失性计算机可读存储介质，例如包括计算机程序指令的存储器804，上述计算机程序指令可由电子设备800的处理器820执行以完成上述方法。

图6示出根据本公开实施例的一种电子设备1900的框图。例如，电子设备1900可以被提供为一服务器。参照图6，电子设备1900包括处理组件1922，其进一步包括一个或多个处理器，以及由存储器1932所代表的存储器资源，用于存储可由处理组件1922的执行的指令，例如应用程序。存储器1932中存储的应用程序可以包括一个或一个以上的每一个对应于一组指令的模块。此外，处理组件1922被配置为执行指令，以执行上述方法。

电子设备1900还可以包括一个电源组件1926被配置为执行电子设备1900的电源管理，一个有线或无线网络接口1950被配置为将电子设备1900连接到网络，和一个输入输出（I/O）接口1958。电子设备1900可以操作基于存储在存储器1932的操作系统，例如Windows Server™，Mac OS X™，Unix™，Linux™，FreeBSD™或类似。

在示例性实施例中，还提供了一种非易失性计算机可读存储介质，例如包括计算机程序指令的存储器1932，上述计算机程序指令可由电子设备1900的处理组件1922执行以完成上述方法。

本公开可以是系统、方法和/或计算机程序产品。计算机程序产品可以包括计算机可读存储介质，其上载有用于使处理器实现本公开的各个方面的计算机可读程序指令。

计算机可读存储介质可以是可以保持和存储由指令执行设备使用的指令的有形设备。计算机可读存储介质例如可以是——但不限于——电存储设备、磁存储设备、光存储设备、电磁存储设备、半导体存储设备或者上述的任意合适的组合。计算机可读存储介质的更具体的例子（非穷举的列表）包括：便携式计算机盘、硬盘、随机存取存储器

(RAM)、只读存储器 (ROM)、可擦式可编程只读存储器 (EPROM或闪存)、静态随机存取存储器 (SRAM)、便携式压缩盘只读存储器 (CD-ROM)、数字多功能盘 (DVD)、记忆棒、软盘、机械编码设备、例如其上存储有指令的打孔卡或凹槽内凸起结构、以及上述的任意合适的组合。这里所使用的计算机可读存储介质不被解释为瞬时信号本身，
5 诸如无线电波或者其他自由传播的电磁波、通过波导或其他传输媒介传播的电磁波（例如，通过光纤电缆的光脉冲）、或者通过电线传输的电信号。

这里所描述的计算机可读程序指令可以从计算机可读存储介质下载到各个计算/处理设备，或者通过网络、例如因特网、局域网、广域网和/或无线网下载到外部计算机或外部存储设备。网络可以包括铜传输电缆、光纤传输、无线传输、路由器、防火墙、交换机、网关计算机和/或边缘服务器。每个计算/处理设备中的网络适配卡或者网络接口从
10 网络接收计算机可读程序指令，并转发该计算机可读程序指令，以供存储在各个计算/处理设备中的计算机可读存储介质中。

用于执行本公开操作的计算机程序指令可以是汇编指令、指令集架构 (ISA) 指令、机器指令、机器相关指令、微代码、固件指令、状态设置数据、或者以一种或多种编程语言的任意组合编写的源代码或目标代码，所述编程语言包括面向对象的编程语言—诸如Smalltalk、C++等，以及常规的过程式编程语言—诸如“C”语言或类似的编程语言。
15 计算机可读程序指令可以完全地在用户计算机上执行、部分地在用户计算机上执行、作为一个独立的软件包执行、部分在用户计算机上部分在远程计算机上执行、或者完全在远程计算机或服务器上执行。在涉及远程计算机的情形中，远程计算机可以通过任意种类的网络—包括局域网(LAN)或广域网(WAN)—连接到用户计算机，或者，可以连接到外部计算机（例如利用因特网服务提供商来通过因特网连接）。在一些实施例中，通过利用计算机可读程序指令的状态信息来个性化定制电子电路，例如可编程逻辑电路、现场可编程门阵列 (FPGA) 或可编程逻辑阵列 (PLA)，该电子电路可以执行计算机可读程序指令，从而实现本公开的各个方面。

25 这里参照根据本公开实施例的方法、装置（系统）和计算机程序产品的流程图和/或框图描述了本公开的各个方面。应当理解，流程图和/或框图的每个方框以及流程图和/或框图中各方框的组合，都可以由计算机可读程序指令实现。

这些计算机可读程序指令可以提供给通用计算机、专用计算机或其它可编程数据处理装置的处理器，从而生产出一种机器，使得这些指令在通过计算机或其它可编程数据处理装置的处理器执行时，产生了实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的装置。也可以把这些计算机可读程序指令存储在计算机可读存储介质中，这些指令使得计算机、可编程数据处理装置和/或其他设备以特定方式工作，从而，存储有指令的计算机可读介质则包括一个制造品，其包括实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作的各个方面的指令。

35 也可以把计算机可读程序指令加载到计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上，使得在计算机、其它可编程数据处理装置或其它设备上执行一系列操作步骤，以

产生计算机实现的过程，从而使得在计算机、其它可编程数据处理装置、或其它设备上执行的指令实现流程图和/或框图中的一个或多个方框中规定的功能/动作。

附图中的流程图和框图显示了根据本公开的多个实施例的系统、方法和计算机程序产品的可能实现的体系架构、功能和操作。在这点上，流程图或框图中的每个方框可以代表一个模块、程序段或指令的一部分，所述模块、程序段或指令的一部分包含一个或多个用于实现规定的逻辑功能的可执行指令。在有些作为替换的实现中，方框中所标注的功能也可以以不同于附图中所标注的顺序发生。例如，两个连续的方框实际上可以基本并行地执行，它们有时也可以按相反的顺序执行，这依所涉及的功能而定。也要注意

5 的是，框图和/或流程图中的每个方框、以及框图和/或流程图中的方框的组合，可以用执行规定的功能或动作的专用的基于硬件的系统来实现，或者可以用专用硬件与计算机指令的组合来实现。

10

在不违背逻辑的情况下，本申请不同实施例之间可以相互结合，不同实施例描述有所侧重，为侧重描述的部分可以参见其他实施例的记载。

以上已经描述了本公开的各实施例，上述说明是示例性的，并非穷尽性的，并且也不限于所披露的各实施例。在不偏离所说明的各实施例的范围和精神的情况下，对于本技术领域的普通技术人员来说许多修改和变更都是显而易见的。本文中所用术语的选择，旨在最好地解释各实施例的原理、实际应用或对市场中的技术的改进，或者使本技术领域的其它普通技术人员能理解本文披露的各实施例。

15

权 利 要 求 书

1、一种识别图像中的序列的方法，其特征在于，包括：

对待处理图像进行特征提取，得到所述待处理图像的第一特征图，所述待处理图像中包括由至少一个物体沿着堆叠方向堆叠构成的序列；

根据所述第一特征图确定所述待处理图像中各个分块区域的区域特征，其中，所述各个分块区域是将所述待处理图像沿着所述堆叠方向划分为k个区域所得到的，k为设定的沿着所述堆叠方向堆叠的物体的数量，其中，k为大于1的整数；

根据各个分块区域的区域特征，确定所述序列中的各个物体的类别。

2、根据权利要求1所述的方法，其特征在于，根据各个分块区域的区域特征，确定所述序列中的各个物体的类别，包括：

根据第一分块区域的区域特征确定所述第一分块区域属于各个设定的物体类别的概率；其中，第一分块区域为所述各个分块区域中的任意一个；

将所述第一分块区域的区域特征所属的物体类别的概率最大的物体类别确定为所述第一分块区域的区域特征所属的物体类别。

15

3、根据权利要求2所述的方法，其特征在于，根据第一分块区域的区域特征确定所述第一分块区域属于各个设定的物体类别的概率的步骤由分类网络实现，所述分类网络包括第一卷积层和softmax层，所述第一卷积层中的卷积核的数量等于设定物体类别的数量，卷积核尺寸为 $1 \times N$ ，N为各个分块区域的区域特征的长度，N为大于1的整数；

20 根据第一分块区域的区域特征确定所述第一分块区域属于各个设定的物体类别的概率，包括：

分别利用所述第一卷积层中的各个卷积核对所述第一分块区域的区域特征进行卷积处理，确定所述第一分块区域的特征中属于各个设定物体类别的类别特征；

25 利用所述分类网络中的softmax层对所述类别特征进行处理，确定所述第一分块区域的特征属于各个设定物体类别的概率。

4、根据权利要求1-3中任意一项所述的方法，其特征在于，对待处理图像进行特征提取，得到所述待处理图像的第一特征图的步骤由特征提取网络实现；所述特征提取网络包括第二卷积层和池化层；

30 对待处理图像进行特征提取，得到所述待处理图像的第一特征图，包括：

利用所述第二卷积层对所述待处理图像进行特征提取，获得第二特征图；

利用所述池化层对所述第二特征图进行池化处理，获得所述第一特征图；

其中，所述第一特征图的特征维度小于所述第二特征图的特征维度。

35 5、根据权利要求1-4中任意一项所述的方法，其特征在于，所述待处理图像中包括构成所述序列的物体沿着所述堆叠方向的一面的图像。

6、根据权利要求1-5中任意一项所述的方法，其特征在于，所述序列中的至少一个物体为具有一定厚度的片状物体。

5 7、根据权利要求5所述的方法，其特征在于，所述堆叠方向为所述序列中的物体的厚度方向。

8、根据权利要求6所述的方法，其特征在于，所述序列中的至少一个物体在沿着所述堆叠方向的一面具有设定的标识，所述标识包括颜色、纹理及图案中的至少一种。

10

9、根据权利要求1-8中任意一项所述的方法，其特征在于，所述待处理图像是将所述序列从采集到的图像中截取得到的，且所述的序列的一端与所述待处理图像的一个边缘对齐。

15 10、根据权利要求9所述的方法，其特征在于，所述序列中的物体的厚度相同，所述待处理图像沿着所述堆叠方向的长度为所述序列中的物体的厚度的k倍。

11、根据权利要求9所述的方法，其特征在于，所述序列中的物体的厚度不同，所述待处理图像沿着所述堆叠方向的长度为所述序列中的物体可能的类别的最大厚度的k倍。

20

12、根据权利要求1-11中任意一项所述的方法，其特征在于，所述方法还包括：
在确定所述序列中的各个物体的类别之后，根据类别与所述类别所代表的价值之间的对应关系确定所述序列所代表的总价值。

25 13、一种识别图像中的序列的装置，其特征在于，包括：

特征提取模块，用于对待处理图像进行特征提取，得到所述待处理图像的第一特征图，所述待处理图像中包括由至少一个物体沿着堆叠方向堆叠构成的序列；

区域特征确定模块，用于根据所述第一特征图确定所述待处理图像中各个分块区域的区域特征，其中，所述各个分块区域是将所述待处理图像沿着所述堆叠方向划分为k个区域所得到的，k为设定的沿着所述堆叠方向堆叠的物体的数量，其中，k为大于1的整数；

30 类别确定模块，用于根据各个分块区域的区域特征，确定所述序列中的各个物体的类别。

14、根据权利要求13所述的装置，其特征在于，所述类别确定模块包括：

35 概率确定子模块，用于根据第一分块区域的区域特征确定所述第一分块区域属于各个设定的物体类别的概率；其中，第一分块区域为所述各个分块区域中的任意一个；

类别确定子模块，用于将所述第一分块区域的区域特征所属的物体类别的概率最大的物体类别确定为所述第一分块区域的区域特征所属的物体类别。

15、根据权利要求14所述的装置，其特征在于，所述概率确定子模块由分类网络实现，所述分类网络包括第一卷积层和softmax层，所述第一卷积层中的卷积核的数量等于设定物体类别的数量，卷积核尺寸为 $1 \times N$ ， N 为各个分块区域的区域特征的长度， N 为大于1的整数；

所述概率确定子模块用于：

分别利用所述第一卷积层中的各个卷积核对所述第一分块区域的区域特征进行卷积处理，确定所述第一分块区域的特征中属于各个设定物体类别的类别特征；

利用所述分类网络中的softmax层对所述类别特征进行处理，确定所述第一分块区域的特征属于各个设定物体类别的概率。

16、根据权利要求13-15中任意一项所述的装置，其特征在于，所述特征提取模块由特征提取网络实现；所述特征提取网络包括第二卷积层和池化层；

所述特征提取模块用于：

利用所述第二卷积层对所述待处理图像进行特征提取，获得第二特征图；

利用所述池化层对所述第二特征图进行池化处理，获得所述第一特征图；

其中，所述第一特征图的特征维度小于所述第二特征图的特征维度。

17、根据权利要求13-16中任意一项所述的装置，其特征在于，所述待处理图像中包括构成所述序列的物体沿着所述堆叠方向的一面的图像。

18、根据权利要求13-17中任意一项所述的装置，其特征在于，所述序列中的至少一个物体为具有一定厚度的片状物体。

19、根据权利要求17所述的装置，其特征在于，所述堆叠方向为所述序列中的物体的厚度方向。

20、根据权利要求18所述的装置，其特征在于，所述序列中的至少一个物体在沿着所述堆叠方向的一面具有设定的标识，所述标识包括颜色、纹理及图案中的至少一种。

21、根据权利要求13-20中任意一项所述的装置，其特征在于，所述待处理图像是将所述序列从采集到的图像中截取得到的，且所述的序列的一端与所述待处理图像的一个边缘对齐。

22、根据权利要求21所述的装置，其特征在于，所述序列中的物体的厚度相同，所述待处理图像沿着所述堆叠方向的长度为所述序列中的物体的厚度的k倍。

23、根据权利要求21所述的装置，其特征在于，所述序列中的物体的厚度不同，所述待处理图像沿着所述堆叠方向的长度为所述序列中的物体可能的类别的最大厚度的k倍。

24、根据权利要求13-23中任意一项所述的装置，其特征在于，所述装置还包括：
价值确定模块，用于在确定所述序列中的各个物体的类别之后，根据类别与所述类别所代表的价值之间的对应关系确定所述序列所代表的总价值。

25、一种电子设备，其特征在于，包括：
处理器；
用于存储处理器可执行指令的存储器；
其中，所述处理器被配置为调用所述存储器存储的指令，以执行权利要求1至12中任意一项所述的方法。

26、一种计算机可读存储介质，其上存储有计算机程序指令，其特征在于，所述计算机程序指令被处理器执行时实现权利要求1至12中任意一项所述的方法。

20

27、一种计算机程序，其特征在于，所述计算机程序包括计算机可读代码，当所述计算机可读代码在电子设备中运行时，所述电子设备中的处理器执行用于实现权利要求1至12中的任意一项所述的方法。